



一种面向 RDSM 系统的基于遗传算法优化色散矩阵的方法

章鹏, 金小萍, 陈东晓

(中国计量大学信息工程学院浙江省电磁波信息技术与计量检测重点实验室, 浙江 杭州 310018)

摘要: 矩形差分空间调制 (rectangular differential spatial modulation, RDSM) 是一种多天线非相干调制技术, 该技术频谱效率高, 低功耗且无信道估计开销, 特别适用于信道快速变化的车联网、物联网、6G 蜂窝网络等未来通信系统。然而发射端的稀疏酉矩形时空色散矩阵 (dispersion matrix, DM) 的构造问题一直是个难点, 而当前使用的随机搜索优化方法具有极高的计算复杂度, 对此, 提出了一种低复杂度遗传算法 (genetic algorithm, GA)。根据秩与行列式标准最大化准则 (rank and determinant criterion, RDC) 的方法计算适应度值, 可避免差分系统中所需的分类讨论。根据星座旋转对称性的特点, 降低 GA 单次迭代的计算复杂度。仿真结果表明, 优化得到的 DMs (DM set) 显著改善了 RDSM 系统误比特率 (bit error rate, BER) 性能, 对比随机搜索, 低复杂度遗传算法有效提高了 RDSM 的 DMs 优化效率, 优化 DMs 所需的计算复杂度约为随机搜索的 0.1%。

关键词: 差分空间调制; 索引调制; 遗传算法; 色散矩阵; 星座旋转

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2022291

A genetic algorithm based method of optimizing dispersion matrix for RDSM system

ZHANG Peng, JIN Xiaoping, CHEN Dongxiao

Key Laboratory of Electromagnetic Wave Information Technology and Metrology of Zhejiang Province, College of Information Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China

Abstract: Rectangular differential spatial modulation (RDSM) is a multi-antenna incoherent modulation technology with high spectral efficiency, low power consumption, and zero-overhead for channel estimation. RDSM is especially suitable for 6G communication systems, such as fast-moving Internet of vehicles, Internet of things, cellular networks, etc. However, the construction of the sparse rectangular unitary space-time dispersion matrix (DM) at transmitter is a problem. The proposed Genetic algorithm (GA) will result in less computational complexity than the currently used random search. The fitness of GA was calculated by the rank and determinant criterion (RDC) method to avoid

收稿日期: 2022-04-17; 修回日期: 2022-11-10

通信作者: 陈东晓, chendx@cjl.u.edu.cn

基金项目: 国家级大学生创新创业训练计划资助项目 (No.202110356016); 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LY17F010012); 浙江省教育厅研究资助项目 (No.Y201840047)

Foundation Items: Project of Innovation and Entrepreneurship Training for National Undergraduates (No.202110356016), The Natural Science Foundation of Zhejiang Province (No.LY17F010012), The Research Funding Project of Zhejiang Provincial Department of Education (No.Y201840047)

discussions in differential system. Due to characteristics of constellation symbols of RDSM, the proposed method reduced the computational complexity during each single iteration in GA. The simulation results show that the optimized DMS can significantly improve the bit error rate (BER) performance of the RDSM system. Compared with random search, the low-complexity GA effectively improves the DMS optimization efficiency of RDSM. The computational complexity required for optimizing DMS is about 0.1% of random search optimization method.

Key words: differential spatial modulation, index modulation, genetic algorithm, dispersion matrix, constellation rotation

0 引言

索引调制^[1] (index modulation, IM) 是近年来提出的一种新型调制技术, 在频谱和能量效率以及硬件实现复杂度方面具有突出优势, 有望成为 6G 绿色无线通信的关键候选技术。其中, 空间调制^[2-4] (spatial modulation, SM) 是一种在空域的索引调制, 具有低功耗和无信道间干扰 (inter-channel interference, ICI) 的特点, 得到了最广泛的研究。差分空间调制^[5] (differential spatial modulation, DSM) 在 SM 的优势上, 实现了非相干检测, 克服了信道状态信息 (channel state information, CSI) 难以获取的问题。该技术特别适用于 CSI 多变的高速通信环境, 在新一代通信系统中拥有巨大的应用前景。

矩形差分空间调制 (rectangular differential spatial modulation, RDSM)^[6] 是基于 DSM 提出的一种新方案, 该技术将 DSM 方形的色散矩阵 (dispersion matrix, DM) 拓展成矩形的矩阵, 简化了映射关系, 并获得了更高的传输速率, 实现系统传输速率、发送分集增益、系统复杂度之间的平衡, 获得了广泛的研究^[6-8]。其中, 文献[7]提出了幅度相移键控辅助矩形差分空间调制 (amplitude phase shift keying aided RDSM, APSK-RDSM), 通过 APSK 进一步提高了 RDSM 的频谱效率, 但这种方案的发射信号的能量不恒定, 在参考块信号传输频率较低的情况下错误传播影响较大; 文献[8]提出的空时分组编码矩形差分空间调制 (space-time block coded RDSM,

STBC-RDSM) 方案中, 发射信号能量恒定, 并利用 RDSM 简化 STBC 在 DSM 中的映射关系, 得到的频谱效率均优于 DSM 同类编码调制方式。

然而, 上述对 RDSM 的研究中, 在发射端 DM 集 (dispersion matrix set, DMs) 的构造上, 都还是采用传统的遍历搜索法, 不仅复杂度过高, 且性能也不能保证是最佳, 这是当前 RDSM 系统研究的一个瓶颈。而对于 DMs 的设计, 也有相关的研究。在先前设计空时移键控 (space-time shift keying, STSK)^[9] 的 DMs 时, 文献[10]提出了低复杂度搜索算法, 利用秩与行列式标准最大化准则^[11] (rank and determinant criterion, RDC) 快速搜索得到 DMs。然而这种 STSK 的 DMs 并不具有稀疏酉特性。文献[12]利用代数域拓展的方法得到了 DSM 固定的一组 DMs, 避免了大量的搜索计算。但这种方法生成的矩阵集虽具有稀疏酉特性, 然而矩阵是方形而非矩形的, 无法直接应用在 RDSM 系统中。

针对 DMs 的优化问题, 考虑引入启发式算法。其中, 相比粒子群算法、模拟退火算法等其他智能算法, 遗传算法 (genetic algorithm, GA) 具有群体搜索和变异等特性, 更适用于高度非线性问题^[13-14], 特别是 DM 的矩阵组合优化问题, 可以避免不成熟收敛。此外, GA 还有可扩展性, 易与其他技术相结合。

基于上述背景, 提出了一种基于星座旋转对称性遗传算法优化 DMs 的 RDSM 系统, 分为 GA 优化的 RDSM (GA optimized RDSM, GA-RDSM) 方案和 GA 优化的 STBC-RDSM (GA optimized STBC-RDSM, GA-STBC-RDSM) 方案。该系统



中的 GA 算法通过种群初始化、交叉、变异、选择以及基于 RDC 准则的适应度值计算这 5 个步骤,不断迭代,实现适应度值的稳定攀升,提高了系统的误比特率 (bit error rate, BER) 性能。在计算适应度时将成对差错概率 (pairwise error probability, PEP) 公式编码增益项的最小值作为该组种群个体的适应度值。而且根据 RDSM 的 DMs 的稀疏特性,消除了前一时刻不同的发送矩阵对当前发送矩阵计算适应度值的影响,将问题转变为求取有关信息矩阵差矩阵特征值的问题,简化了适应度计算的过程。仿真结果表明,在保证误比特率性能不变的条件下,对比传统的随机搜索,GA 具有更快的收敛性,并进一步通过星座符号的旋转对称性降低了系统单次迭代时的计算复杂度。

1 系统模型

1.1 GA 优化的 RDSM 系统方案

GA-RDSM 系统发射端模型如图 1 所示, N_t 为发射天线数, N_r 为接收天线数, T_s 为空时映射时隙数, DMs 是由 Q 个不同的 DM 组成的矩阵集合,其中 DMs 表示为 $\{A_1, A_2, \dots, A_Q\}$, DM 表示为 $A_q \in \mathbb{C}^{N_t \times T_s}$ ($q=1, 2, \dots, Q$)。

在 RDSM 模型中,每 W 帧的信号被分为 N_t / T_s 帧的参考块信号和 $W - N_t / T_s$ 帧的信息块信号,从图 1 可以看出,发送第 t 帧信号时, $B = B_1 + B_2$ 个

信息比特通过串并变换被分为以下两部分。

(1) $B_1 = \text{lb}Q$ 个比特用于在优化后的 DMs 中选择 1 个 $A_i \in \mathbb{C}^{N_t \times T_s}$ 。

(2) $B_2 = \text{lb}M$ 个比特用于选择 M 进制相移键控 (M -phase shift keying, M-PSK) 星座符号 u_i 。 M -PSK 为 M 阶的 MPSK。生成的信息矩阵 $x_i \in \mathbb{C}^{N_t \times T_s}$ 可以表示为:

$$x_i = A_i u_i \quad (t > N_t / T_s) \quad (1)$$

进行差分计算后的发送矩阵 $S_t \in \mathbb{C}^{N_t \times T_s}$ 可以表示为:

$$S_t = G[S_{t-1}]x_i \quad (t > N_t / T_s) \quad (2)$$

其中, $G[\cdot]$ 是增扩函数^[4], 可以将输入的 $S_{t-1} \in \mathbb{C}^{N_t \times T_s}$ 转换为方形矩阵,便于信号差分计算。在 $t \leq N_t / T$ 时,发射信号 $S_1, S_2, \dots, S_{N_t / T_s}$, 其中 $[S_1, S_2, \dots, S_{N_t / T_s}] = I_{N_t}$ 。 I_{N_t} 是 N_t 阶单位阵。

接收端接收到的信号 $Y_t \in \mathbb{C}^{N_r \times T_s}$ 可以表示为:

$$Y_t = HS_t + n \quad (3)$$

其中, $H \in \mathbb{C}^{N_r \times N_t}$ 是准静态瑞利信道的信道矩阵,其每个元素均独立且服从复高斯分布 $\mathcal{CN}(0, 1)$ 。

$n \in \mathbb{C}^{N_r \times T_s}$ 是加性白高斯噪声 (additive white Gaussian noise, AWGN) 矩阵,各元素均独立且服从复高斯分布 $\mathcal{CN}(0, \sigma_n^2)$ 。

RDSM 的接收端所采取的最大似然 (maximum likelihood, ML) 检测方法^[4]的计算式为:

$$\hat{x}_t = \arg \min_{x_i \in \Omega} \|Y_t - \hat{Y}_{t-1} \cdot x_i\|_F^2 \quad (t > N_t / T_s) \quad (4)$$

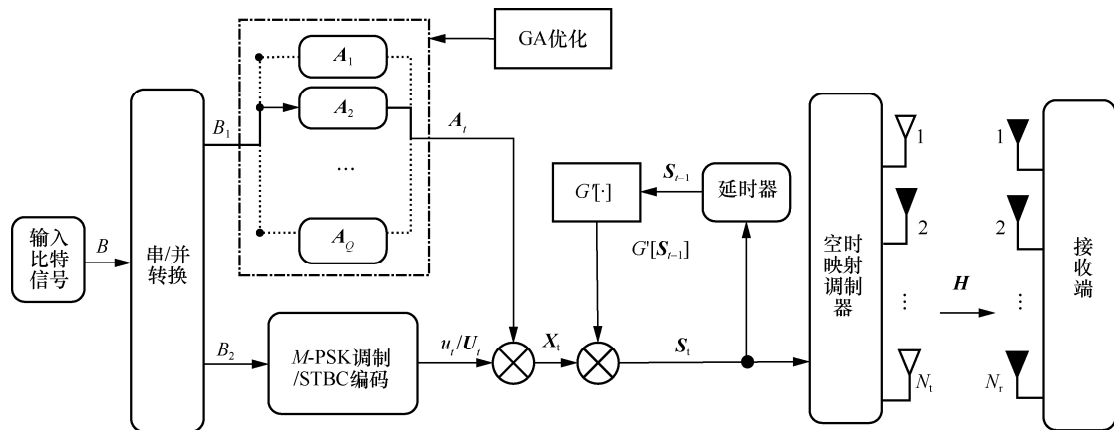


图 1 GA-RDSM 系统发射端模型

其中, Ω 为 $\mathbf{x}_t$ 所有候选值的集合。通过最大似然准则寻找最优解 $\hat{\mathbf{x}}_t$, 恢复出发送端的输入信号比特, 其中, $\hat{\mathbf{Y}}_t$ 的定义为:

$$\hat{\mathbf{Y}}_t = \hat{\mathbf{Y}}_{t-1} G[\hat{\mathbf{x}}_{t-1}] \text{bdiag}[\alpha \mathbf{I}_{T_s} \mathbf{I}_{T_s} \cdots \mathbf{I}_{T_s}] + \mathbf{Y}_t[(1-\alpha)\mathbf{I}_{T_s} \mathbf{0}_{T_s} \cdots \mathbf{0}_{T_s}] \quad (t > N_t / T_s) \quad (5)$$

其中, $\mathbf{I}_{T_s}$ 是 T_s 阶单位阵, $\mathbf{0}_{T_s}$ 是 T_s 阶零矩阵, $\alpha \in (0,1)$ 是遗忘因子, $\text{bdiag}[\cdot]$ 是对矩阵进行块对角化处理的函数。当发送参考块信号时, 遗忘因子将被设定为 $\alpha=0$ 。

为满足差分检测的要求, DMs 中的 $\mathbf{A}_q \in \mathbb{C}^{N_t \times T_s}$ ($1 \leq q \leq Q$) 必须服从以下设计准则。

(1) DMs 的时隙数 T_s 必须满足 $1 \leq T_s \leq N_t$, 且 N_t 能被 T_s 整除。

(2) 必须保证 $\mathbf{A}_q$ 的每列有且仅有 1 个非零元素。对 $\mathbf{A}_q$ 分块成若干矩阵, 即 $\mathbf{A}_q = [\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2, \cdots, \mathbf{D}_{N_t/T_s}]$ ($\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2, \cdots, \mathbf{D}_{N_t/T_s} \in \mathbb{C}^{T_s \times T_s}$), 有且仅有一个方形分块矩阵的第 j 行存在一个非零元素, 其中 $j=1, 2, \cdots, T_s$ 。

(3) Q 的数量无须满足文献[6]中要求的 $Q \leq N_t!(N_t/T_s)$, 但 $\text{lb}Q$ 必须是一个正整数。其中, $N!^K$ 是一种阶乘运算, 定义为 $N!^K = \prod_{i=1}^K N - (i-1)N / K$ 。

1.2 GA 优化的 STBC 编码 RDSM 系统方案

为了提升 RDSM 的空时分集增益, 在 GA-RDSM 的系统的基础上, STBC 与 RDSM 进行结合从而提出了 GA-STBC-RDSM 方案^[8]。该方案是 RDSM 系统在 $T_s=2$ 条件下的一种空时复用方案, $B_2 = \text{lb}(M_1 + M_2)$ 个比特不再用于选择 M -PSK 星座符号, 而是用于选择一个 STBC 矩阵 $\mathbf{U}_t$ 。其中, $\mathbf{U}_t$ 的定义为 $\mathbf{U}_t = \begin{bmatrix} u_1 & -(u_2)^* \\ u_2 & (u_1)^* \end{bmatrix}$, u_1 和 u_2 分别对应于 M_1 -PSK 和 M_2 -PSK 星座符号, $(\cdot)^*$ 表示共轭运算。对应地, 生成的 $\mathbf{x}_t \in \mathbb{C}^{N_t \times 2}$ 可以表示为 $\mathbf{x}_t = \mathbf{A}_t \mathbf{U}_t$ ($t > N_t / 2$)。

在以上两种 RDSM 方案优化 DMs 时, 差分

系统将带来局限性, 这体现于: 当 $\mathbf{S}_t = G[\mathbf{S}_{t-1}]\mathbf{x}_t$ 时, 需要根据不同的 $\mathbf{S}_{t-1}$ 的条件下优化 $\mathbf{x}_t$ 的 DMs, 才能保证 $\mathbf{S}_t$ 满足差分检测酉矩阵的特性。并且, 即使利用复杂度较低的 RDC 准则进行随机生成 DMs, 仍会产生较大的计算成本。

2 基于 GA 的 DMs 的优化方案

为了快速得到 RDSM 系统优化后的 DMs, 考虑将 GA 应用于 RDSM 的 DMs 的优化。目前对于 DMs 的优化提出了一些不同准则, 在这些准则当中, RDC 准则的复杂度相对较低。因此本文利用 RDC 准则搜索最优的复数域的 DMs, 同时利用星座的旋转对称性降低 GA 的计算复杂度。GA 生成的 DMs 个数 Q 不再有限制, 而且当 $Q > N_t!(N_t/T_s)$ 时, 可以通过提高 DMs 的设计自由度从而传输更多索引信息比特。本文采用的 GA 包含了初始化种群、计算适应度值、交叉、变异和选择的操作, 具体的实施步骤如下。

2.1 初始化种群

随机生成若干应用于 RDSM 的 DMs, 取每 Q 个为一组, 将一组 DMs 作为一个种群个体, 设定种群共有 N_{pop} 个的 DMs 个体, 种群中的第 j 个个体可以表示为式 (6), 由此得到初代种群。

$$\text{Pop}(j) = [\mathbf{A}_1^j, \mathbf{A}_2^j, \cdots, \mathbf{A}_Q^j] (j=1, \cdots, N_{\text{pop}}) \quad (6)$$

2.2 适应度值的计算策略

在 RDSM 的差分计算中, 需要讨论在不同的 $\mathbf{S}_{t-1}$ 条件下适应度值的计算。在本方案计算适应度值的方法中, 利用 DMs 的稀疏酉特性, 将原本计算关于 $\mathbf{S}_t$ 的优化问题转变为计算关于 $\mathbf{x}_t$ 的问题, 规避对 $\mathbf{S}_{t-1}$ 的复杂讨论, 从而简化问题。在此前提下, 利用 RDC 准则计算种群中各个体的适应度值, 并通过星座旋转对称性优化计算复杂度。

RDSM 的 PEP 上界可以表示为^[6]:

$$P(\mathbf{S}_{p,q} \rightarrow \mathbf{S}_{p',q'}) \leq \frac{1}{\prod_{k=1}^{T_s} \lambda_k^{N_r}} \left(\frac{1}{4\sigma_n^2} \right)^{-rN_r} \quad (7)$$



其中, r 和 λ_k 分别是 $\mathbf{A}$ 的秩和非零特征值,

$\mathbf{A} = (\mathbf{S}_{p,q} - \mathbf{S}_{p',q'}) (\mathbf{S}_{p,q} - \mathbf{S}_{p',q'})^H$, $(\cdot)^H$ 为共轭转置计算, $\mathbf{S}_{p,q} = G'[\mathbf{S}_{t-1}] \mathbf{x}_{p,q}$, $\mathbf{S}_{p',q'} = G'[\mathbf{S}_{t-1}] \mathbf{x}_{p',q'}$ 。

在 RDSM 中, $r = T_s \cdot \left(\frac{1}{4\sigma_n^2} \right)^{-rN_t}$ 是 RDSM 的分集

增益, $\frac{1}{\prod_{k=1}^{T_s} \lambda_k^{N_t}}$ 是编码增益。

由于 $G'[\mathbf{S}_{t-1}]$ 具有稀疏酉特性, 可以得到 $\mathbf{A} = \mathbf{d}\mathbf{d}^H$ 与 $\mathbf{A} = G'[\mathbf{S}_{t-1}]\mathbf{d}\mathbf{d}^H G'[\mathbf{S}_{t-1}]^H$ 的特征值相同。其中, $\mathbf{d}$ 为差矩阵, $\mathbf{d}$ 的定义为:

$$\mathbf{d} = \mathbf{x}_{p,q} - \mathbf{x}_{p',q'} = \mathbf{A}_p \mathbf{u}_q - \mathbf{A}_{p'} \mathbf{u}_{q'}, \quad p, p' \in \{1, \dots, Q\}, q, q' \in \{1, \dots, M\} \quad (8)$$

$\mathbf{x}_{p,q}$ 与 $\mathbf{x}_{p',q'}$ 均为 $\mathbf{x}_t$ 可能出现的情况。在 STBC-RDSM 中, 则 $\mathbf{d}$ 被替换为 $\mathbf{d} = \mathbf{A}_p \mathbf{U}_q - \mathbf{A}_{p'} \mathbf{U}_{q'}$, $\mathbf{U}_q$ 和 $\mathbf{U}_{q'}$ 均为候选的 STBC 编码矩阵。

在稀疏酉特性的条件下, 通过计算 $\mathbf{A} = \mathbf{d}\mathbf{d}^H$ 代替计算 $\mathbf{A} = G'[\mathbf{S}_{t-1}]\mathbf{d}\mathbf{d}^H G'[\mathbf{S}_{t-1}]^H$, 从而完全消除了前一发送信号 $\mathbf{S}_{t-1}$ 对计算 $\mathbf{A}$ 的影响, 将问题简化为对信息矩阵的差矩阵求特征值的问题, 从而实现 RDC 准则在 RDSM 系统中的应用。

由于 $r = T_s$, 根据 RDC 准则, 本文将遍历计算 $(\mathbf{x}_{p,q}, \mathbf{x}_{p',q'})$, 将所有合法组合所对应的编码增益项的最小值作为该组种群个体的适应度值, 并通过 GA 使适应度值最大化。

由于 M -PSK 的星座符号在星座图上关于原点存在旋转对称性, 可以利用旋转对称性对式(8)的常规方法进行降低复杂度的优化, 取 $q=1, q' \in \{1, \dots, M\}$, 这将大大降低计算的复杂度。

假设星座符号 u_q 、 $u_{q'}$, 旋转一个相同相角 ω 后的得到的新的星座符号为 $e^{j\omega}u_q$ 、 $e^{j\omega}u_{q'}$ 。

利用旋转前的星座符号 u_q 、 $u_{q'}$ 计算得到差矩阵为:

$$\mathbf{d}_1 = \mathbf{A}_p u_q - \mathbf{A}_{p'} u_{q'} \quad (9)$$

利用旋转后新的星座符号 $e^{j\omega}u_q$ 、 $e^{j\omega}u_{q'}$ 计算

得到差矩阵为:

$$\mathbf{d}_2 = \mathbf{A}_p e^{j\omega}u_q - \mathbf{A}_{p'} e^{j\omega}u_{q'} = e^{j\omega} \mathbf{d}_1 \quad (10)$$

u_q 和 $u_{q'}$ 旋转相同相角前后计算得到的 $\mathbf{A}$ 一

致, 即:

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_1 &= \mathbf{d}_1 \mathbf{d}_1^H \\ \mathbf{A}_2 &= \mathbf{d}_2 \mathbf{d}_2^H = (e^{j\omega} \mathbf{d}_1)(e^{j\omega} \mathbf{d}_1)^H = \\ \mathbf{d}_1 \mathbf{d}_1^H &= \mathbf{A}_1 \end{aligned} \quad (11)$$

当 $u_{q'}$ 取遍 M -PSK 的所有星座点时, u_q 只选取 M -PSK 其中的一个星座点, 此时计算得到的 $\mathbf{A}$ 与 $u_{q'}$ 和 u_q 同时取遍所有星座点计算得到的 $\mathbf{A}$ 是一致的。

所以, 利用旋转对称性将大大减少冗余计算, 这种低复杂方法可以有效提高计算适应度值的效率。

2.3 交叉操作

本方案的交叉操作参考“双亲双子单点交叉法”的数学模型, 目的是使下一代产生适应度值更高的个体, GA 交叉操作示意图如图 2 所示。把选择操作产生的亲代种群依次两两分为一组, 一组中的两个个体依次被定义为父本和母本, 以概率 P_c 对每组父本和母本进行如图 2 所示的交叉操作, 其中 $0 \leq P_c \leq 1$, 执行以下具体操作: 遍历每一组, 每次生成一个随机数 $\xi \in [0, 1]$, 当 $\xi \leq P_c$ 时, 则在每组个体的维度范围内随机选择一个交叉位, 父本和母本交换片段从而产生一对子代 1 和子代 2; 当 $\xi > P_c$ 时, 则不进行操作。

2.4 变异操作

GA 引入变异有两个目的: 一是解决收敛于局部最优解的困境, 二是加速种群向最优解的收敛。笔者定义 P_m 为每个个体的变异概率, 其中 $0 \leq P_m \leq 1$, 变异时执行以下操作: 遍历种群的每个个体的每个 DM, 每次生成一个随机数 $\psi \in [0, 1]$, 当 $\psi \leq P_m$ 时, 则依照 DM 构造准则随机生成一个新的 DM 代替原 DM, 即 $\mathbf{A}_{\text{rand}}$, 当 $\psi > P_m$ 时, 则不进行任何操作操作, 即:

$$\begin{aligned} \text{Pop}(j)[i] &= \begin{cases} \mathbf{A}_{\text{rand}}, & \psi \leq P_m \\ \text{Pop}(j)[i], & \psi > P_m \end{cases} \\ j &= 1, 2, \dots, N_{\text{pop}}, i = 1, 2, \dots, Q \end{aligned} \quad (12)$$

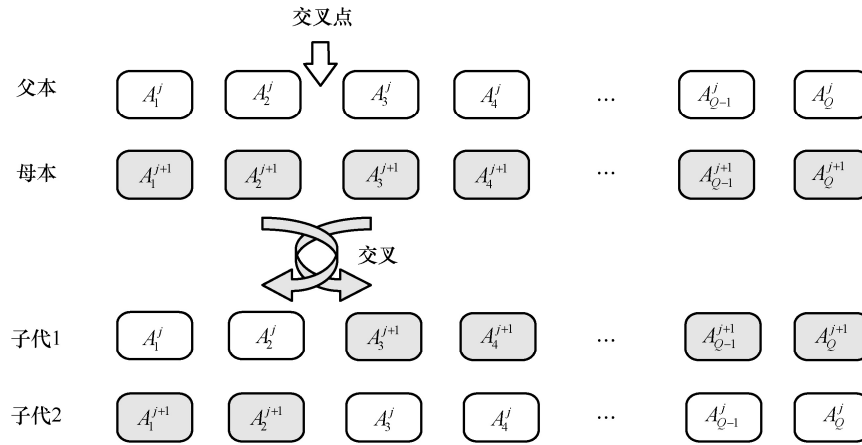


图2 GA 交叉操作示意图

2.5 选择操作

选择操作采用模型简单、复杂度低的“锦标赛选择策略”。具体的步骤如下：每次随机选取种群10%的个体作为一组，挑选该组适应度值最大的个体进入“亲代种群”，重复 N_{pop} 次该步骤，使产生的“亲代种群”规模达到 N_{pop} 个，如算法1所示。

特别地，当设定生成的DM时隙数 T_s 与 N_t 一致时，GA优化的DMs适用于常规DSM系统。

算法1 优化DMs的GA方法

输入： N_t , Q , M , T_s , N_{pop} , P_c , P_m ,

迭代次数 Gen

输出： $A_q (q=1, 2, \dots, Q)$

随机生成 N_{pop} 个个体 $\text{Pop}(j) = [A_1^j, A_2^j, \dots, A_Q^j], (j=1, \dots, N_{\text{pop}})$;

对每个个体 $\text{Pop}(j)$ 计算适应度值

保留适应度值最高的个体及其对应的适应度值

for $i=1:\text{Gen}$

for $k=1:2:N_{\text{pop}}-1$

if $\xi < P_c$

执行交叉操作

end

end

for $k=1:N_{\text{pop}}$

if $\psi \leq P_m$

执行变异操作

end

end

对每个个体 $\text{Pop}(j)$ 计算适应度值

执行选择策略

保留新的适应度值最高的个体及其对应的适应度值

end

3 理论平均误比特率分析

在本节中，对RDSM系统进行了理论平均误比特率（average bit error probability, ABEP）分析，根据文献[15]所提出的经典的ABEP上界计算式如下：

$$P_e \leq \frac{1}{B \cdot 2^B} \sum_{\mathbf{S}_t} \sum_{\mathbf{S}'_t} P(\mathbf{S}_t \rightarrow \mathbf{S}'_t | \sigma_H^2, \mathbf{S}_{t-1}) d(\mathbf{S}_t, \mathbf{S}'_t) \quad (13)$$

其中， $\mathbf{S}_t$ 为发送的矩阵， $\mathbf{S}_t = G[\mathbf{S}_{t-1}] \mathbf{x}_t$ ， $\mathbf{S}'_t$ 为判错的发送矩阵， σ_H^2 为信道矩阵 $\mathbf{H}$ 服从的统计特征， $\mathbf{S}'_t = G[\mathbf{S}_{t-1}] \mathbf{x}'_t$ ， $d(\mathbf{S}_t, \mathbf{S}'_t)$ 为相应成对差错概率事件的汉明距离。



为了简化计算汉明距离的步骤, 式 (13) 可以被表示为:

$$P_e \leq \frac{1}{B2^B} \sum_{\mathbf{x}_i} \sum_{\mathbf{x}_i'} P(G[\mathbf{S}_{t-1}]\mathbf{x}_i \rightarrow G[\mathbf{S}_{t-1}]\mathbf{x}_i' | \sigma_n^2, \mathbf{S}_{t-1}) d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_i') \quad (14)$$

系统的成对差错概率 (pair-wise error probability, PEP) [5] 可以表示为:

$$P(\mathbf{S}_i \rightarrow \mathbf{S}_i') = \frac{\exp\left(-\bar{\mathbf{m}}^H \frac{\varphi}{2} \mathbf{D} \left(I + \frac{\varphi}{2} \mathbf{C}_m \mathbf{D}\right)^{-1} \bar{\mathbf{m}}\right)}{12 \det\left(I + \frac{\varphi}{2} \mathbf{C}_m \mathbf{D}\right)} + \frac{\exp\left(-\bar{\mathbf{m}}^H \frac{2\varphi}{3} \mathbf{D} \left(I + \frac{2\varphi}{3} \mathbf{C}_m \mathbf{D}\right)^{-1} \bar{\mathbf{m}}\right)}{4 \det\left(I + \frac{2\varphi}{3} \mathbf{C}_m \mathbf{D}\right)} \quad (15)$$

其中, $\varphi = 1/\sigma_n^2$, $\mathbf{D} = \boldsymbol{\Psi} \otimes \mathbf{I}_{N_r \times N_t}$, σ_n^2 为噪声方差。 $\otimes$ 为克罗内克积运算, $\mathbf{A} = (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_i')(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_i')^H$, $\bar{\mathbf{m}} = \text{vec}(\mathbf{O}_{N_r \times N_t})$ 和 $\mathbf{C}_m = \mathbf{I}_{N_r N_t \times N_r N_t}$ 分别为高斯矢量 $\mathbf{m} = \text{vec}(\mathbf{H}\mathbf{G}^H[\mathbf{S}_{t-1}])$ 对应的平均矢量和协方差矩阵, 其中, $\mathbf{I}_{N_r N_t \times N_r N_t}$ 为 $N_r N_t \times N_r N_t$ 维度的全 1 列向量, $\mathbf{O}_{N_r \times N_t}$ 为 $N_r \times N_t$ 维度的零矩阵。vec($\bullet$) 为

矩阵拉直函数, $(\bullet)^{-1}$ 为矩阵逆运算。

4 仿真结果与分析

本节提供了 GA 优化 DMs 前后 RDSM 的性能对比、GA 优化时种群的适应度值随迭代次数的变化关系, 以及星座对称性优化 GA 前后的复杂度对比。DMs 在 GA 迭代过程中的适应度值如图 3 所示, GA 不同方式优化 DMs 的 RDSM 性能对比如图 4 所示, 不同非方形差分的空间调制方案性能对比如图 5 所示, 不同方案下优化 DMs 计算复杂度如图 6 所示。图 3、图 4、图 6 设定的 RDSM 的参数均为 ($N_t=6, N_r=1, Q=32, T_s=3, M=16$)。

图 3 显示了 GA 优化的 RDSM 的 DMs 过程中, 对比不同的交叉概率 P_c 、变异概率 P_m 参数下的适应度值随迭代次数的变化关系。在每次迭代时设定的种群数为 $N_{\text{pop}}=200$, 终止迭代次数设定为 $\text{Gen}=2000$ 。分别对比了 (P_c, P_m) 为 (1,0.01)、(1,0.05)、(0.95,0.05)、(1,0.1)、(0,1) 参数条件下的不同种群的迭代速度。需要注意的是, 为了当 $P_c=0, P_m=1$ 时, GA 优化 DMs 的操作中, 不进行交叉操作和选择操作, 只进行变异操作, 每次迭代生成新的个体时, 相当于简单地随机生成带

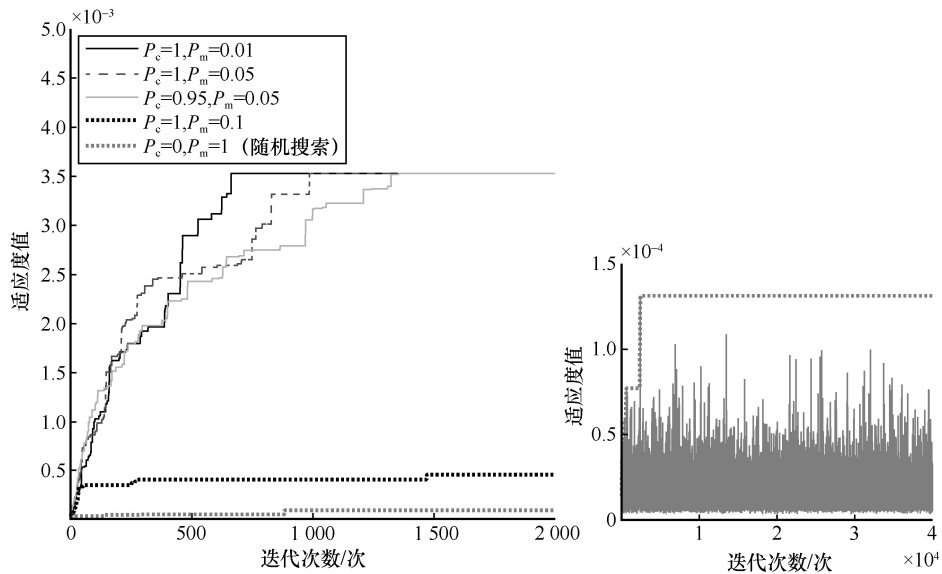


图 3 DMs 在 GA 迭代过程中的适应度值

有随机复数的符合 DMs 设计准则的一组 DMs, 即进行了随机搜索的操作。在迭代 40 000 次后, 相当于对 8×10^6 组随机生成的 DMs 进行了随机搜索。在图 4 的局部放大图中显示了每代种群中的最优个体的适应度值, 可以发现通过这种随机搜索寻找 DMs 的效率远低于 GA 优化 DMs 的方法, 且迭代后的后代无法保留并放大亲代的“优良性状”。即使迭代了 4×10^4 次, 仍无法实现适应度值的收敛。经过对比, 在上述 5 组参数中, (1, 0.01) 的收敛速度最快, 故将选此作为 GA 算法的参数。

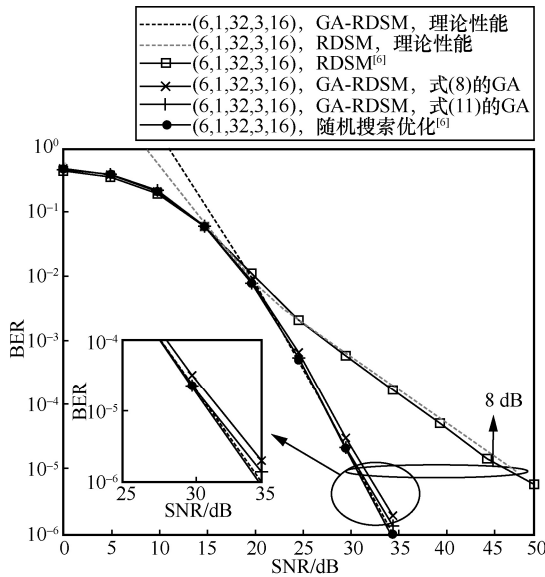


图4 GA 不同方式优化 DMs 的 RDSM 性能对比

图4对比了利用GA优化DMs前后的RDSM系统的误比特率性能。其中GA优化前的DMs中所有的DMs只包含了0或1的矩阵元素^[6], 经过如图3所示的随机搜索或GA优化后, DMs的元素值被拓展到复数域, 并各自得到了一组最优的DMs。经过对比, RDSM误比特率下降到 10^{-5} 时, DMs优化后系统的信噪比增益为8 dB。在GA-RDSM系统中, 利用式(8)的常规方法GA、式(11)的低复杂度GA、传统随机搜索方法均可以得到的最优的DMs, 表现出相同的误码率性能。此外, ABEP推导的理论BER性能与蒙特卡洛仿真的BER性能基本拟合。

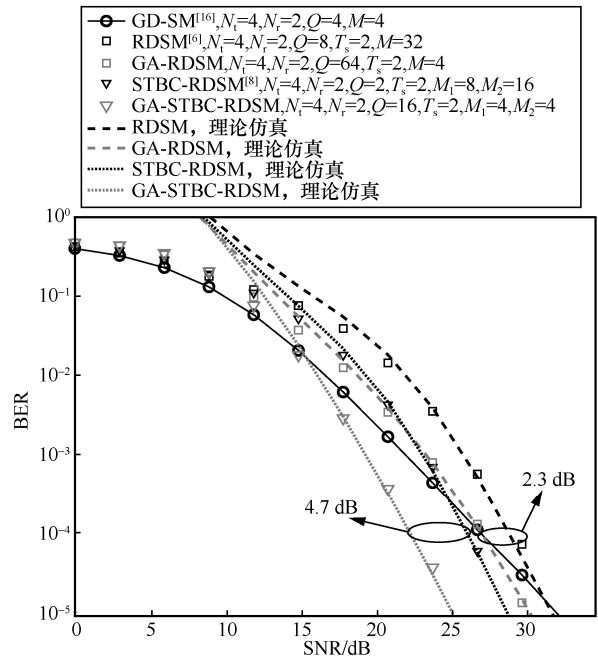


图5 不同非方形差分的空间调制方案性能对比

图5显示了在 $N_t = 4$ 、 $N_r = 2$ 且频谱效率均为4 bit/(s·Hz)的条件下对比不同非方形差分的空间调制方案的BER性能。GD-SM^[16]方案接收信号通过与参考块信号进行差分计算实现译码, 而RDSM系列方案则通过与前一接收信号进行差分计算实现译码。GD-SM的调制方式为QPSK, 在 $N_t = 4$ 的条件下激活天线组合(transmit antenna combination, TAC)数量为 $Q = 4$ 。蒙特卡洛实验仿真结果表明, 在高信噪比下, GA-RDSM系统与GA-STBC-RDSM系统的BER均优于GD-SM方案。RDSM在BER下降到 10^{-4} 时, GA-RDSM方案比优化前的方案^[6]BER性能提升了2.3 dB, 这主要由于优化后的DM之间的欧几里得距离增大。另外, 如图5所示, GA生成的DMs的数量 Q 并不需要满足文献[6]提出的最大构造数量 $Q \leq N_t!^{(N_r/T_s)} = 8$ 的限制, 进一步提升了DMs索引比特传输速率。而STBC方案的RDSM系统相比常规方案具有编码增益的优势, 在GA优化前后产生了4.7 dB的BER性能增益。GA-STBC-RDSM对比原方案^[8]性能有明显提升, 一方面是原方案简化的DMs方法降低了DM空间维度和时



间维度的设计自由度,从而 DMs 传输的比特数也降低,另一方面是 GA 增大 DMs 之间的欧几里得距离改善了 BER 性能。分别对 RDSM、STBC-RDSM、GA-RDSM、GA-STBC-RDSM 进行 ABEP 性能分析,仿真结果表明,理论 BER 性能与蒙特卡洛仿真 BER 性能基本拟合。

图 6 显示了在 $N_{\text{pop}}=200$ 的条件下,对比了随机搜索常规方法、随机搜索低复杂度方法、GA 常规方法、GA 低复杂度方法,在这 4 种方法下分别进行迭代,并得到各自收敛时的计算复杂度,通过乘法次数和加法次数表征复杂度。其中,GA 常规方法是指利用式(8)计算适应度值的 GA 方法,GA 低复杂度方法是指利用式(11)的方法降低了 GA 常规方法单次迭代中的计算复杂度的方法,而两种随机搜索计算适应度值的方法分别与前两者一致而并未使用 GA。仿真结果表明,星座旋转对称性低复杂度方法可以将计算复杂度降低到常规方法的约 $1/M$ 。同时,GA 算法具有更快的收敛速度,收敛过程所需的计算复杂度明显低于随机搜索,且星座旋转对称性也进一步有效降低了 GA 的计算复杂度。由图 3 的仿真结果可知,对比随机搜索,GA 算法在迭代次数约为 660 次时实现了收敛,该算法达到收敛所需的计算复杂度比迭代 4×10^4 次传统随机搜索低了约 3 个数量级。即使这样,传统随机搜索在迭代 4×10^4 次后,远没有实现适应度值的收敛。

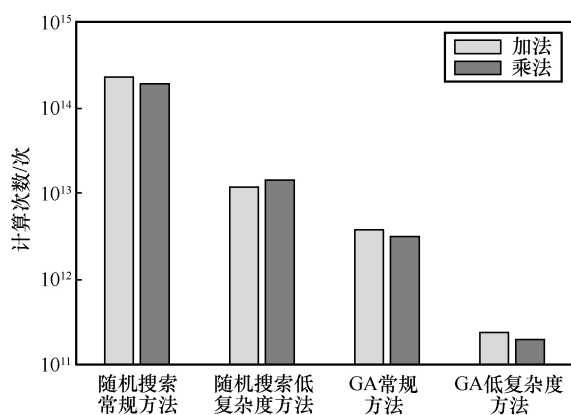


图 6 不同方案下优化 DM 计算复杂度

5 结束语

本文提出了一种利用 GA 优化 RDSM 的 DMs 的方案,快速得到基于 RDC 准则下的最优 DMs,利用 M -PSK 的旋转对称性的低复杂度 GA 方法有效降低了计算适应度值的复杂度。对 DMs 优化的 RDSM 的系统性能进行了理论分析和模拟仿真,仿真结果表明,GA 优化得到的 DMs 可以改善 RDSM 系统误比特率性能,利用星座符号的旋转对称性可以有效降低 GA 的适应度值计算复杂度,且不影响 RDSM 系统误比特率性能。

参考文献:

- [1] 卞李娜,冯会真,金小萍,等. 广义正交码索引调制系统的性能分析[J]. 电信科学, 2022, 38(8): 120-128.
BIAN L N, FENG H Z, JIN X P, et al. Performance analysis of generalized orthogonal code index modulation system[J]. Telecommunications Science, 2022, 38(8): 120-128.
- [2] MESLEH R Y, HAAS H, SINANOVIC S, et al. Spatial modulation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(4): 2228-2241.
- [3] LI Q, WEN M W, DI RENZO M. Single-RF MIMO: from spatial modulation to metasurface-based modulation[J]. IEEE Wireless Communications, 2021, 28(4): 88-95.
- [4] VASAVADA Y, JOHN B B. Low complexity optimal and sub-optimal detection at spatial modulation MIMO receivers[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(4): 3837-3850.
- [5] BIAN Y, CHENG X, WEN M, et al. Differential spatial modulation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 64(7): 3262-3268.
- [6] ISHIKAWA N, SUGIURA S. Rectangular differential spatial modulation for open-loop noncoherent massive-MIMO downlink[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(3): 1908-1920.
- [7] LIU Y, HUANG W R, OUYANG Y G. Amplitude phase shift keying aided rectangular differential spatial modulation[C]//Proceedings of 2019 International Applied Computational Electromagnetics Society Symposium - China (ACES). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-2.
- [8] WU C W, XIAO Y, XIAO L X, et al. Space-time block coded rectangular differential spatial modulation: system design and performance analysis[J]. IEEE Transactions on Communica-

- tions, 2019, 67(9): 6586-6597.
- [9] 金小萍, 刘家瑜, 蒋晨, 等. 基于改进遗传算法的 STSK 系统色散矩阵和 3D 星座的联合优化[J]. 电信科学, 2021, 37(9): 86-94.
- JIN X P, LIU J Y, JIANG C, et al. Joint optimization of dispersion matrix and 3D constellation for STSK system based on improved genetic algorithm[J]. Telecommunications Science, 2021, 37(9): 86-94.
- [10] SUGIURA S. Dispersion matrix optimization for space-time shift keying[J]. IEEE Communications Letters, 2011, 15(11): 1152-1155.
- [11] HANZO L, ALAMRI O, EL-HAJJAR M, et al. Near-capacity multi-functional MIMO systems: sphere-packing, iterative detection and cooperation[M]. Hoboken: John Wiley & Sons, 2009.
- [12] RAJASHEKAR R, ISHIKAWA N, SUGIURA S, et al. Full-diversity dispersion matrices from algebraic field extensions for differential spatial modulation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 66(1): 385-394.
- [13] HOLLAND J H. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence[M]. Cambridge: MIT press, 1992.
- [14] ASHKZARI A, AZIZI A. Introducing genetic algorithm as an intelligent optimization technique[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 568/569/570: 793-797.
- [15] XIAO L X, DA CHEN, HEMADEH I A, et al. Graph theory assisted bit-to-index-combination gray coding for generalized index modulation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(12): 8232-8245.

- [16] JOSE D, SAMEER S M. Differential transmission schemes for generalized spatial modulation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(12): 12640-12650.

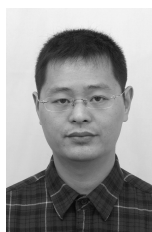
[作者简介]



章鹏 (1999-), 男, 中国计量大学信息工程学院硕士生, 主要研究方向为索引调制技术、智能反射表面辅助雷达通信技术、通信感知一体化等。



金小萍 (1978-), 女, 中国计量大学信息工程学院副教授, 主要从事电子信息与通信专业的教学与科研工作, 主要研究方向为 MIMO 系统与协作通信系统中检测技术、空间调制系统信号架构和检测技术等。



陈东晓 (1976-), 男, 中国计量大学信息工程学院讲师, 主要研究方向为无线通信研究、嵌入式系统开发。